

基于局部互信息和自动更新的医学图像形变不均匀配准

赵帅,吕晓琪

内蒙古科技大学信息工程学院, 内蒙古 包头 014010

【摘要】针对互信息只考虑图像像素的灰度信息和图像存在形变不均匀的情况下,本文提出局部互信息和部分多层次B样条结合的方法。第一步采用主轴质心法对多模医学图像进行粗配准,从而快速实现两幅图像的粗配准。第二步采用部分多层次B样条法针对解决局部形变不均匀的配准对象,首先是粗网格进行全局粗配准,然后只是对部分区域实现细化网格处理,加快配准速度。文中对网格进行自动更新,将采用以局部互信息为相似度检测,结合这3种方法,从而实现多模医学图像的精确和快速配准。

【关键词】B样条;医学图像;主轴质心;局部互信息;自动更新

【中图分类号】TP391

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2017)08-0806-05

Heterogeneous registration of medical images based on local mutual information and automatic update

ZHAO Shuai, LÜ Xiaoqi

School of Information Engineering, Inner Mongolia University of Science and Technology, Baotou 014010, China

Abstract: Based on that the mutual information only considers the gray information of image pixels and the heterogeneous deformation of images, authors introduce the method combining local mutual information with partial multilevel B spline. The principal axes and centroid based method is used for the coarse registration of multi-mode medical images, so as to quickly achieve the coarse registration of two images. And then, partial multilevel B spline method is used to deal with the registration object of local heterogeneous deformation (performing global coarse registration for coarse grid, and achieving grid refinement on parts of the region, and accelerating the speed of registration). Herein, the mesh is updated automatically, and the local mutual information is used as the similarity detection. Combining these three methods, we can realize the accurate and fast registration of multi-mode medical images.

Keywords: B spline; medical image; principal axes and centroid; local mutual information; automatic update

前言

近年来,国内外的许多研究机构已经对图像非刚性配准展开广泛研究,国际上著名的研究机构有德国慕尼黑工业大学、加拿大阿尔伯塔大学、美国斯坦福大学等。国外学者也发表了许多最新的配准方法和技术,国内的有香港科技大学、中国科学院研究院、中国医科大学,国内诸多医学研究院和学者投入

到这个领域之中。例如:基于B样条自由形变模型^[1]、局部仿射变换模型、弹性模型、流体力学模型、光流场模型的医学图像配准;张静亚博士提出非刚性医学图像配准技术研究;张超博士提出基于局部特征的图像配准算法及应用研究等国内学者最新提出的新的配准方法,使配准技术更加成熟全面。

目前图像非刚性配准方法有基于灰度、基于特征图像配准和混合配准3种^[2]。本文主要是针对非刚性医学图像中存在形变不均匀的区域进行配准,分区域不同方法的配准,得到精确配准结果。大多数情况下,尤其是大变形和弱纹理的图像配准,是图像处理的经典难题。

医学图像配准过程中,相似度检测是配准过程一个重要的部分^[3]。相似度检测方法有互信息、互相关系数、归一化互信息、MSD等,互信息只是单纯考

【收稿日期】2017-03-22

【基金项目】国家自然科学基金(81460279);内蒙古自治区教育厅项目(NJZZ14161);包头市科技局项目(2015C2006-14)

【作者简介】赵帅,男,硕士研究生,主要研究方向:医学图像处理,E-mail:297799713@qq.com

【通信作者】吕晓琪,男,教授,博士生导师,主要研究方向:医学图像处理,E-mail:lxiaoqi183@126.com

考虑到图像的像素灰度信息值,没有考虑图像像素的空间位置,所以本文采用局部互信息为相似度检测,加入像素的空间信息,从而更加准确地实现配准结果。

1 基于图像轮廓的主轴质心法^[4]

求取图像的质心:

$$x_{\text{center}} = \frac{\sum_i x_i}{N}, y_{\text{center}} = \frac{\sum_i y_i}{N}, z_{\text{center}} = \frac{\sum_i z_i}{N} \quad (1)$$

其中,用 x 、 y 表示图像轮廓上的点,用 N 表示轮廓上点的个数。

计算两幅图像对应的旋转角度:(1)主要是根据主轴是惯量矩阵的特征向量的结论,我们可得惯量矩阵 I 的标准化特征向量 E 等于旋转矩阵 R , α 、 β 、 γ 分别为图像绕 x 、 y 、 z 轴的旋转角度,即 $E=R$

$$E = \begin{bmatrix} e_{11} & e_{12} & e_{13} \\ e_{21} & e_{22} & e_{23} \\ e_{31} & e_{32} & e_{33} \end{bmatrix} \quad (2)$$

刚性配准有 6 个配准变换参数,变换模型为 $X=(x, y, z)$ 是像素的空间位置; R 为 3×3 的旋转矩阵, T 为 3×1 的平移量,如果图像绕 x 、 y 、 z 轴的平移量分别为 T_x 、 T_y 、 T_z ,则:

$$R = R_\alpha R_\beta R_\gamma = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \alpha & \sin \alpha \\ 0 & -\sin \alpha & \cos \alpha \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$\begin{bmatrix} \cos \beta & 0 & -\sin \beta \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin \beta & 0 & \cos \beta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos \gamma & \sin \gamma & 0 \\ -\sin \gamma & \cos \gamma & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$\beta = \arcsin(e_{31}) \quad (4)$$

$$\gamma = \arcsin(-e_{21}/\cos \beta) \quad (5)$$

$$\alpha = \arcsin(-e_{31}/\cos \beta) \quad (6)$$

1.1 实验结果

通过使用主轴质心法对人体脑部医学图像的配准结果,如图 1 所示。

1.2 局部互信息

互信息是目前比较常用的相似度检测方法,它主要是根据图像像素信息的灰度值进行计算,已经非常普遍地存在很多图像处理中^[5]。互信息是通过联合分布和边缘分布来计算相对熵,所以通过计算边缘和联合直方图来近似估计各自的概率分布,从而计算出互信息^[6]。但是传统互信息有一定的缺点,仅考虑图像的灰度信息,互信息忽略了图像像素在空间位置上的任何信息,当图像分辨率比较低时,有噪声影响和图像有残缺时,容易出现误配。局部互信息将图像视为多维点的分布,每个点代表一个像素和它邻近点的像素。

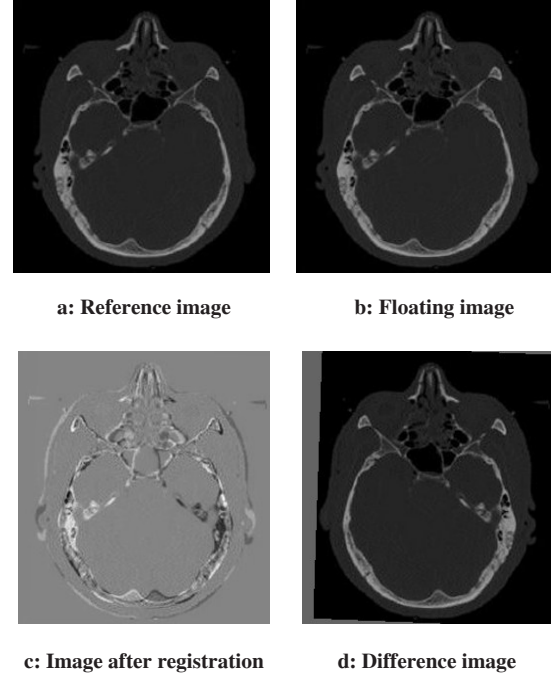


图 1 主轴质心法的处理的图像

Fig.1 Image processed by principal axes and centroid based method

目前大多数的非刚性医学图像配准,还在使用常见的互信息度量方法,但是随着互信息技术的不断改进,最终得到改进效果比较好的局部互信息^[7]。局部互信息是离散分布的,离散分布的信息熵对转换是不变的,局部互信息又是高维点的分布。因此,可以将高维分布转换为每一维都独立的空间,将对 d 维分布的信息熵计算转换为 d 个一维分布的信息熵计算。 R^d 空间一组正态分布点协方差矩阵为 \sum_d 的信息熵计算表达式如下:

$$H_g(\sum_d) = \log \left((2\pi e)^{\frac{d}{2}} \det(\sum_d)^{\frac{1}{2}} \right) \quad (7)$$

根据以上计算高维直方图信息熵的方法,我们可以得出计算两幅配准图像的局部互信息,其步骤过程如下:

(1)已知两幅图像 R 和 F ,各自的像素分别是 R_{ij} 和 F_{ij} ,生成代表 R_{ij} 和 F_{ij} 的共生像素 V_{ij} ,代表 d 维空间的点 P_i 。忽略图像边缘像素点对最终信息熵的影响,得到 N 个点的分布 $P=[P_1, P_2, \dots, P_n]$ 。该 $d \times N$ 的矩阵表示如下, r 代表邻近点的半径, m 、 n 表示图像的分辨率, N 代表像素点的数量。

$$P = \begin{bmatrix} R_{\text{pixels}} \\ \vdots \\ F_{\text{pixels}} \end{bmatrix}_{d \times n} \quad (8)$$

其中, $d = 2(2r+1)^2$, $N = (m-2r)(n-2r)$ 。

(2)减去平均值:

$$P_0 = P - \frac{1}{N} \sum_i P_i \quad (9)$$

(3)计算每一点的协方差:

$$C = \frac{1}{N} P_0 P_0^T = \frac{1}{N} \begin{bmatrix} R_{\text{pixels}} \times R_{\text{pixels}} & R_{\text{pixels}} \times F_{\text{pixels}} \\ F_{\text{pixels}} \times R_{\text{pixels}} & F_{\text{pixels}} \times F_{\text{pixels}} \end{bmatrix} \quad (10)$$

(4)估计联合信息熵 $H_g(C)$ 。

(5)估计边缘信息熵 $H_g(C_R)$ 和 $H_g(C_F)$, 其中 C_R 为 C 左上方的 $\frac{d}{2} \times \frac{d}{2}$ 的矩阵, C_F 为 C 右下方的 $\frac{d}{2} \times \frac{d}{2}$ 矩阵。

(6)计算局部互信息:

$$\text{RMI}(R, F) = H_g(C_R) + H_g(C_F) - H_g(C) \quad (11)$$

2 基于B样条的配准

B样条曲线具有很好的平滑性,B样条曲线模拟图像局部形变时,一个控制点的移动只会影响该控制点周围其他控制点,即对局部的修改只会影响该周围的邻域。它与薄板样条的区别就是具有较好的局部控制性,这与本文中的部分区域和局部互信息相融,较适合本文的算法。基于B样条的非刚性配准方法,因为其配准的舒适性、光滑性和计算准确性受到广大专家的青睐和重视^[6]。基于B样条的配准是一种基于模型的图像配准,主要就是找出参考图像和浮动图像中的一组标志点,即控制点。在求出这些控制点之间的参数后,图像中其他的点再根据已经求出的控制点数据进行空间上对齐,也就是配准。

在基于B样条模型的形变配准下,大多数情况采用多层次B样条配准^[8],第一层采用稀疏的网格进行覆盖,实现全局的粗配准;第二层采用比较密集的网格进行细配准,从而实现两幅图像的精确配准。但是当遇到配准对象局部形变不均匀和存在孤立点的情况下,一味地采用多层次配准,只会让配准计算产生剩余,配准速度和准确度相应下降,配准效果也更差了^[9]。部分多层次B样条就是针对性地对部分区域实现第二次的B样条细配准,只是对选中的区域进行配准,减少计算,实现精确快速配准^[10]。

本文用最速下降法更新网格上的控制点^[11],具体流程如图2所示。步骤如下:步骤1,首先初始化控制点;步骤2,遍历待配准图像网格中的控制点;步骤3,根据当前控制点判断待配准图像和参考图像相应区域是否对应,如果是,进入步骤4,否则进入步骤5;步骤4,进入下一控制点进行分析,回到步骤3;步骤5,对当前控制点坐标进行调整^[12],搜索使两幅图像相应区域内达到最大的局部互信息值时的控制点位置;步骤6,依据B样条理论对控制点坐标和待配准图像相应区域的灰度信息进行更新^[13],进入步骤4。

针对部分形变不均匀的区域,在第一层粗网格

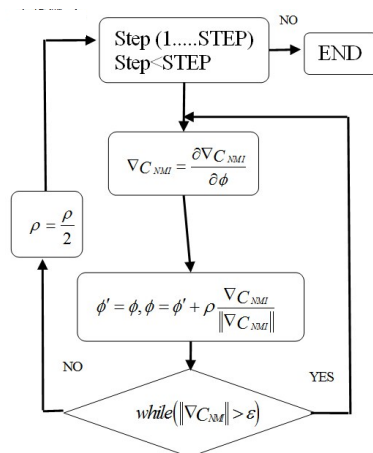


图2 基于互信息的控制网格更新流程图

Fig.2 Flow chart of control grid based on mutual information

配准之后,自动调整更新控制网格的大小,细化处理局部形变大的区域,从而提高配准精度和速度。针对本文过程复杂的数据处理,采用LBFGS优化算法进行参数优化,如图3所示。

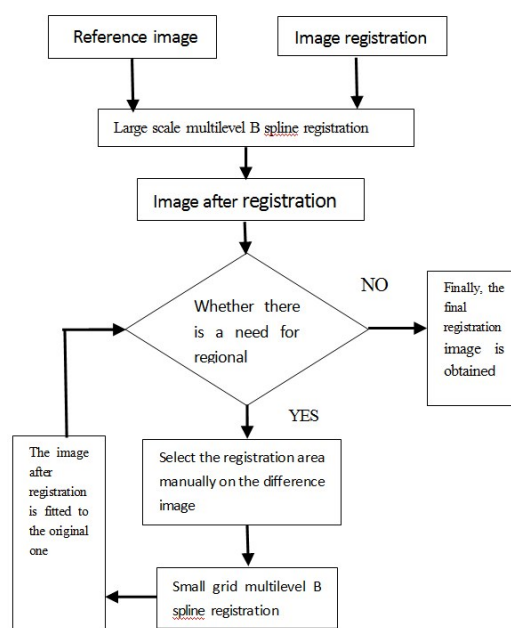


图3 部分多层次B样条配准流程图

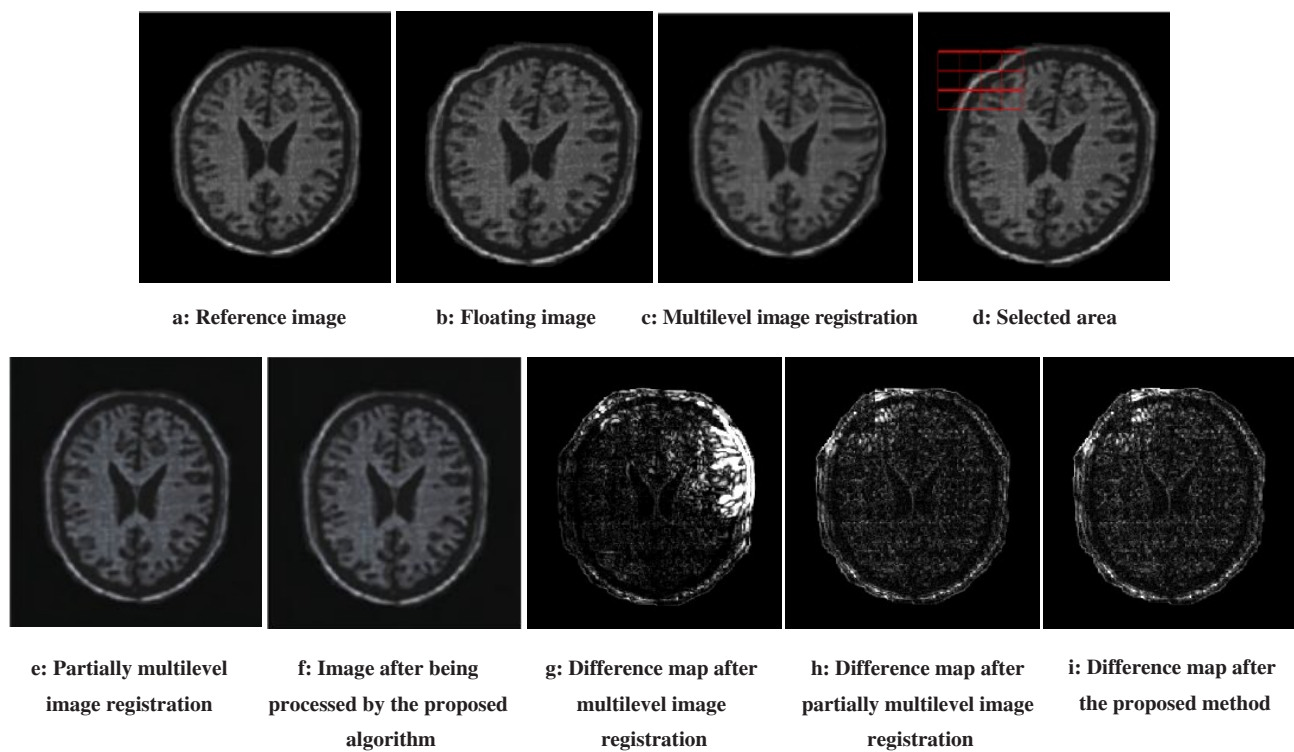
Fig.3 Flow chart of the multilevel B spline registration

将图中的互信息 C_{NMI} 换成局部互信息 RMI , 求取局部互信息的梯度^[14]来实现以局部互信息为相似度检测的网格自动更新法,初始化 $\varepsilon=10^{-6}$,迭代步长 $\rho=8$, ϕ 为网格大小, $\text{STEP}=10$ 。步长需要根据实际情况进行选取,不然会影响实验结果。由于本文篇幅有限,在此不再详细介绍互信息的算法和计算过程^[15]。

结合主轴质心法和部分多层次B样条的两种方法进行分级配准,首先是用主轴质心法进行第一步粗配准,配准的结果作为下一步细配准的原始图像。然后再用部分多层次B样条进行第二步配准,从而得到更加准确的配准效果。本文采用以局部互信息为相似度检测,改变单一互信息配准误差的因素,加入像素的空间信息,使配准的结果更加准确^[16]。

3 实验结果及分析

通过使用多层次B样条、部分多层次B样条法、部分多层次B样条和主轴质心法结合的算法对人体脑部发生形变,并且形变不均匀的医学图像进行配准,结果如图4所示。



Proposed method: Combining principal axes and centroid based method with partial multilevel B spline

图4 配准后的图像
Fig.4 Image after registration

从实验结果上看,本文分级配准算法比其他两种算法在精度上有一定的提高,配准结果更加明显;比其他两种算法参数上有一定的提高,效果处理上更加完善,减少了计算。

利用多层次B样条、部分多层次B样条、本文算法

3种方法进行配准,生成的配准结果对比,如表1所示。

4 结 论

从上述的配准结果可以看出,基于主轴质心法和部分层次B样条的医学图像配准方法,这两种方法

表1 3种配准算法结果统计
Tab.1 Results of the three algorithms

Contrast term	Pre-registration	Multilevel	Partial multilevel	Proposed method
JE	7.813	6.007	5.888	5.747
MI	0.930 0	2.101 3	2.419 0	2.430 0
NMI	1.120	1.320	1.441	1.559
MSD	939.553	55.020	9.996	9.001

JE: Joint entropy; MI: Mutual information; NMI: Normalized mutual information; MSD: Mean square displacement

分级处理,再结合以局部互信息为相似度检测,以及自动网格更新,加快了配准速度和精度,处理形变部分区域更加准确,效果很明显。

本文的创新点就在于使用了分级配准的思想,再结合局部互信息处理配准,其中网格进行自动更新,加快了配准速度。相比较单纯地使用部分多层次B样条进行配准,算法引进局部互信息,考虑到像素的空间信息,度量更加准确,有利于参数更加优化。该方法适合轮廓比较明显和部分区域形变较大的多模医学图像。图像有缺失的话,配准效果较差。因此,我们需要整个物体完整出现在两幅图像中。现实中的图像很容易存在形变,所以拓展面还是挺大的。本文不足之处就是部分区域是手动选择,有待改为自动选取配准区域。

【参考文献】

- [1] 彭晓明,陈武凡,马茜.基于B样条的弹性点配准方法[J].中国图象图形学报,2007,12(6): 1079-1085.
PENG X M, CHEN W F, MA Q. Registration method of elastic points based on B spline[J]. Journal of Chinese Image and Graphics, 2007, 12(6): 1079-1085.
- [2] 马红利.基于物理模型的非刚性医学图像配准算法研究[D].包头:内蒙古科技大学,2011.
MA H L. Study of non rigid medical image registration algorithm based on physical model[D]. Baotou: Inner Mongolia University of Science and Technology, 2011.
- [3] 胡顺波,刘常春,杨金宝.基于JS测度和层次B样条的医学图像弹性配准[J].光电子·激光,2009,20(2): 269-273.
HU S B, LIU C C, YANG J B. Elastic registration of medical images based on JS measure and hierarchical B spline [J]. Journal of Optoelectronics·Laser, 2009, 20(2): 269-273.
- [4] 宋斐,王金星.基于矩主轴法对多模医学图像进行粗配准[J].中国科技信息,2015(3): 73-74.
SONG F, WANG J X. Rough registration of multimodality medical images based on moment axis method [J]. China Science and Technology Information, 2015(3): 73-74.
- [5] 王小根,须文波.基于最大互信息和量子粒子群优化算法的医学图像配准研究[J].计算机应用研究,2008,25(12): 3685-3687.

- WANG X G, XU W B. Research on medical image registration based on maximum mutual information and quantum particle swarm optimization[J]. Computer Application Research, 2008, 25(12): 3685-3687.
- [6] 屈明月.基于互信息的肺部PET-CT图像配准[J].电脑编程技巧与维护,2016(21): 80-82.
QU M Y. Registration of lung PET-CT images based on mutual information[J]. Computer Programming Techniques and Maintenance, 2016(21): 80-82.
- [7] 魏高峰,陶峰,朱仁心,等.基于多模医学影像数据驱动的骨骼肌肉计算方法[J].中国数字医学,2016,11(9): 88-90.
WEI G F, TAO F, ZHU R X, et al. Calculation method of skeletal muscle strength based on multi-mode medical image data [J]. Digital Medical Science of China, 2016, 11(9): 88-90.
- [8] 宋斐.基于层次B样条和部分区域层次B样条实现多模医学图像配准精细化[J].中国新通信,2015(8): 107-108.
SONG F. Refinement of multimodal medical image registration based on hierarchical B spline and partial region level B spline[J]. China New Telecommunications, 2015(8): 107-108.
- [9] HELLIER P, BARILLOT C, MEMIN E, et al. Hierarchical estimation of a dense deformation field for 3-D robust registration. [J]. IEEE Trans Med Imaging, 2001, 20(5): 388-402.
- [10] HUANG X L, PARAGIOS N, METAXAS D N. Shape registration in implicit spaces using information theory and free form deformations [J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 2006, 28(8): 1303-1318.
- [11] CLATZ O, DELINGETTE H, TALOS I F, et al. Robust non-rigid registration to capture brain shift from intra-operative MRI[J]. IEEE Trans Med Imaging, 2005, 24(11): 1417-1427.
- [12] WANG K X, HE Y, QIN H. Incorporating rigid structures in non-rigid registration using triangular B-splines[J]. Lect Notes Comput Sci, 2005, 5(2): 235-246.
- [13] CRUM W R, HARTKENS T, HILL D L. Non-rigid image registration: theory and practice[J]. Br J Radiol, 2004, 5(77): 140-153.
- [14] VIOLA P A. Alignment by maximization of mutual information[J]. Int J Comput Vision, 1997, 24(2): 137-154.
- [15] MAES F, COLLIGNON A, VANDERMEULEN D, et al. Multimodality image registration by maximization of mutual information[J]. IEEE Trans Med Imaging, 1997, 16(2): 187.
- [16] 吴铮.基于特征的图像配准算法研究[D].杭州:浙江大学,2006.
WU Z. Research on feature based image registration algorithm [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2006.

(编辑:陈丽霞)